

# Exploratory Data Analysis untuk Pembelajaran Daring Sinkron Berdasarkan Gambar Digital AFEA

Syefrida Yulina<sup>1</sup>, Mona Elviyenti<sup>2</sup>

**Intisari**—COVID-19 yang telah ke seluruh dunia juga berimbas pada sektor pendidikan. Di beberapa perguruan tinggi, seperti Politeknik Caltex Riau, mahasiswa wajib belajar di kelas virtual secara sinkron (*synchronous*) maupun asinkron (*asynchronous*). Pembelajaran daring (*online*) sinkron biasanya didukung oleh media seperti *video conference*, yaitu Google Meeting atau Zoom Meeting. Bentuk komunikasi antara dosen dan mahasiswa berupa gambar hasil tangkapan layar dijadikan sebagai bukti interaksi serta partisipasi mahasiswa pada mata kuliah tertentu. Gambar-gambar tersebut menjadi informasi bagi dosen untuk dapat mengetahui perasaan internal mahasiswa dan mengukur minat mahasiswa melalui emosi wajah. Mempertimbangkan hal tersebut, penelitian ini menganalisis emosi yang terdeteksi dalam ekspresi wajah melalui gambar menggunakan teknik *automatic facial expression analysis* (AFEA) dan *exploratory data analysis* (EDA), kemudian memvisualisasikan data tersebut sehingga dosen dapat mengetahui serta meningkatkan kinerja dalam proses belajar mengajar. Tahapan AFEA yang diterapkan adalah *face acquisition* yang berfungsi untuk mendeteksi bagian wajah pada gambar; *facial data extraction and representation* yang memproses ekstraksi ciri pada wajah; dan *facial expression recognition* yang mengklasifikasikan wajah ke dalam ekspresi emosi. Makalah ini menyajikan hasil yang diperoleh dari penerapan algoritme pembelajaran mesin untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah menjadi emosi senang dan tidak senang, dengan nilai rata-rata yang didapatkan sebesar 5,58 dan 2,70. Data yang digunakan adalah data semester genap tahun ajaran 2020/2021, yaitu sejumlah 1.206 gambar. Hasil penelitian ini menyoroti fakta bahwa siswa menunjukkan emosi wajah berdasarkan jenis kuliah, jam, jurusan, dan kelas perkuliahan. Hal ini menunjukkan bahwa sebenarnya ada beberapa faktor yang berkontribusi terhadap perbedaan emosi wajah siswa yang terklasifikasi pada pembelajaran daring sinkron.

**Kata Kunci**—Citra Digital, Emosi Wajah, Pembelajaran *Online Synchronous*, Pengenalan Ekspresi Wajah.

## I. PENDAHULUAN

Pandemi COVID-19 telah berdampak pada banyak sektor, termasuk bidang pendidikan. Pembelajaran konvensional telah berubah menjadi pembelajaran daring (*online*). Proses pembelajaran tatap muka di kelas dipindahkan ke pembelajaran langsung di kelas virtual menggunakan metode pembelajaran daring sinkron (*synchronous*) atau asinkron (*asynchronous*) untuk menunjang hasil belajar. Pembelajaran daring sinkron

umumnya didukung oleh media seperti *video conference*, *instant messaging*, dan *chat* [1]. Media yang digunakan dalam pembelajaran daring sinkron antara lain Google Meeting, Zoom, Cisco WebEx, dan Skype. Hal ini memungkinkan pendidik untuk menganalisis dan memantau reaksi, emosi, dan motivasi siswa ketika berkomunikasi secara sinkron [2], [3]. Ada hubungan antara motivasi, partisipasi, dan kinerja mahasiswa dalam perkuliahan daring [4]-[6]. Hal ini secara signifikan berkorelasi dengan nilai ujian pada perkuliahan tersebut.

Dalam pembelajaran daring, motivasi belajar siswa sangatlah penting. Motivasi belajar siswa ini dapat diukur dari pengenalan ekspresi wajah [7], [8]. Meskipun emosi dipengaruhi beberapa faktor subjektif, banyaknya jumlah peserta dapat memastikan bahwa tingkat konsentrasi serta ekspresi siswa mewakili emosi saat belajar. Situasi ini mengganggu para pendidik dalam mengukur minat belajar siswa dan membuat siswa tetap termotivasi selama pembelajaran secara sinkron. Dengan perkembangan teknologi biometrik seperti *artificial intelligence*, *machine learning*, dan *deep learning*, banyak sistem pengenalan ekspresi wajah telah diusulkan untuk memantau keterlibatan siswa dalam belajar [9]-[11].

Di Politeknik Caltex Riau, dosen melakukan pengajaran daring melalui *video conference* untuk memberikan kuliah dan berkomunikasi dengan mahasiswa [12]. Kelas virtual memungkinkan komunikasi tatap muka langsung secara sinkron. Di kelas virtual tersebut, dosen melakukan tangkapan hasil kamera pada layar *video conference* berupa gambar digital. Gambar-gambar digital ini menjadi bukti keterlibatan, interaksi, dan komunikasi mahasiswa pada proses belajar mengajar yang telah dilakukan. Keuntungan dari komunikasi berbasis wajah dapat berupa informasi tentang suasana hati dan emosi siswa karena wajah kaya akan informasi dalam menentukan perasaan internal individu. Pada makalah ini, dianalisis pembelajaran daring sinkron berbasis ekspresi wajah pada citra digital. Dosen dapat mengidentifikasi dan mengukur motivasi, keterlibatan, dan minat mahasiswa terhadap materi perkuliahan pada waktu-waktu tertentu melalui ekspresi wajah.

### A. Minat dan Motivasi Belajar

Belajar adalah proses mengubah perilaku individu melalui interaksi dengan lingkungan. Belajar bersifat aktif, artinya siswa tidak akan mampu mengubah perilaku jika tidak berpartisipasi secara aktif dalam setiap proses yang berlangsung [5], [6]. Rasa percaya diri pada diri siswa dapat mendorong tumbuhnya minat belajar. Orang tua dan guru perlu meningkatkan rasa percaya diri pada anak karena rasa percaya diri akan menumbuhkan minat belajar anak [13]. Minat belajar merupakan dorongan batin yang tumbuh dari diri seorang siswa untuk meningkatkan motivasi dan komunikasi yang ditandai

<sup>1</sup> Program Studi Sistem Informasi, Politeknik Caltex Riau, Jl. Umban Sari (Patin), No.1, Riau 28265 (telp: 0761-53939; fax: 0761-554224; e-mail: syefrida@pcr.ac.id)

<sup>2</sup> Program Studi Teknik Industri, Politeknik Caltex Riau, Jl. Umban Sari (Patin) No.1, Riau 28265 (telp: 0761-53939; fax: 0761-554224; e-mail: mona@pcr.ac.id)

[Diterima: 11 Maret 2022, Revisi: 22 Maret 2022]

dengan perasaan senang atau emosi yang baik dalam menerima pelajaran yang diberikan [6].

Definisi emosi dirumuskan dalam berbagai cara oleh para psikolog dengan orientasi teoretis yang berbeda [13], [14]. Emosi merupakan keadaan biologis dan psikologis serta serangkaian kecenderungan untuk bertindak. Secara sederhana, emosi dapat didefinisikan sebagai perasaan atau respons afektif sebagai akibat dari getaran psikologis, pikiran, keyakinan, penilaian subjektif, dan ekspresi tubuh dari suatu stimulus. Emosi sebagai perasaan adalah efek yang terjadi ketika seseorang berada dalam kondisi atau interaksi yang penting. Emosi dapat bersifat positif dan juga negatif. Emosi positif secara pribadi menghasilkan perasaan yang menyenangkan. Dalam pembelajaran tatap muka di kelas, emosi siswa mudah diidentifikasi oleh guru berdasarkan emosi dan perilaku yang berubah. Keterlibatan emosional siswa merupakan tingkat keterlibatan dalam pembelajaran yang disebut sebagai keterlibatan afektif [13]-[15].

**B. Teknologi Pengenalan Ekspresi Wajah**

Ekspresi wajah menjadi sinyal bagi manusia untuk mengekspresikan keadaan emosinya [16], [17]. Dalam penelitian-penelitian saat ini tentang pengenalan ekspresi wajah, banyak peneliti memperkenalkan model yang menangani informasi ekspresi dalam pengenalan wajah menggunakan *computer vision* [9], [11], [18]. Teknologi ini mampu mendeteksi ekspresi wajah secara otomatis dalam lingkungan yang berbeda, yaitu orang dipelajari dalam lingkungan sosial alaminya [19]. *Facial expression recognition* mengekstraksi dan menganalisis informasi melalui gambar atau video. Salah satu kategori tugas dalam pengenalan ekspresi wajah adalah gambar statis yang diwakili oleh foto [7].

Secara umum, proses *facial expression recognition* memiliki tiga langkah penting, yaitu deteksi wajah, ekstraksi fitur, dan klasifikasi [20]. Deteksi wajah menemukan wajah dalam gambar atau video; ekstraksi fitur mengekstraksi informasi tentang fitur wajah dari wajah yang terdeteksi; lalu ekspresi wajah dan klasifikasi emosi menganalisis dan mengklasifikasikan fitur wajah ke dalam kategori ekspresi atau emosi, seperti senyum, cemberut, kebahagiaan, atau kemarahan. Deteksi wajah dapat membuat kotak pembatas yang membatasi wajah yang terdeteksi berdasarkan *region of interest* (ROI). Sebagian besar peneliti hanya mendeteksi pandangan *frontal* dan *near-frontal* dari wajah [21]-[24], karena menghasilkan peringkat intensitas yang lebih tinggi [25]. Ketika wajah terdeteksi, *facial expression recognition* akan memproses ROI yang diambil untuk menyiapkan data yang akan diproses ke dalam *classifier*. Dalam pembelajaran daring, teknologi biometrik berbasis *computer vision* merupakan aplikasi yang cocok untuk mengenali emosi sebagai cara yang efektif untuk menilai keterlibatan siswa [26]-[28]. Dalam makalah ini, diterapkan analisis ekspresi wajah otomatis untuk mengklasifikasikan emosi berdasarkan gambar digital.

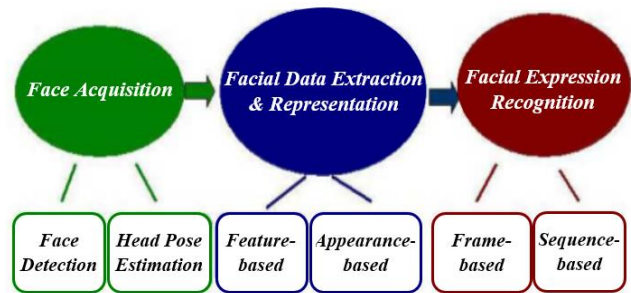
**II. METODOLOGI**

**A. Pengumpulan Data dan Praproses Data**

Dalam penelitian ini digunakan metode *exploratory data analysis* (EDA) untuk mengetahui pola dan menemukan

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1206 entries, 0 to 1205
Data columns (total 8 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  ---                ---
0   subclass              1206 non-null  object
1   lecture_code          1206 non-null  object
2   lecture_name          1206 non-null  object
3   lecture_type          1206 non-null  object
4   lecture_name.1        1206 non-null  object
5   lecture_date          1206 non-null  datetime64[ns]
6   lecture_hour          1206 non-null  object
7   lecture_file_capture  1206 non-null  object
dtypes: datetime64[ns](1), object(7)
memory usage: 75.5+ KB
```

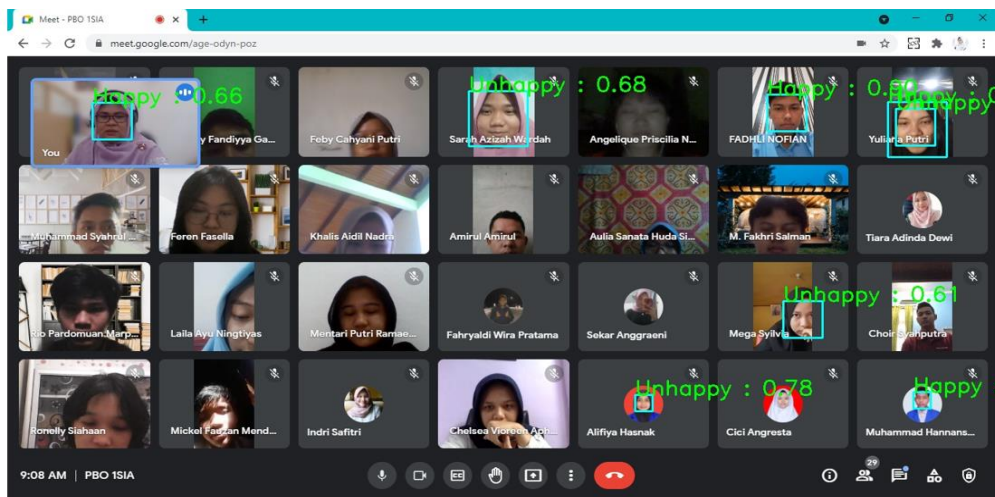
Gbr. 1 Informasi dataset.



Gbr. 2 Automatic Facial Expression Analysis (AFEA) [20].

anomali data menggunakan representasi statistik dan grafis ekspresi wajah di Politeknik Caltex Riau. Data dikumpulkan dari semester genap tahun ajaran 2020/2021 di Politeknik Caltex Riau. Data tersebut dianalisis dari empat program studi yang berbeda di Jurusan Teknologi Informasi, yaitu Teknik Informatika (IT), Sistem Informasi (IS), Teknik Komputer (Comp), dan Program Magister/S2 (Master). Data-data tersebut adalah *subclass*, *lecture\_code*, *lecture\_name*, *lecture\_type*, *lecturer\_name*, *lecture\_date*, *lecture\_hour*, and *lecture\_file\_captured*. *Subclass* adalah nama kelas; *lecture\_code* adalah kode kuliah; *lecture\_name* adalah nama kuliah yang diajarkan; *lecture\_type* adalah jenis perkuliahan seperti kelas teori dan kelas praktik; *lecturer\_name* adalah nama dosen; *lecture\_date* adalah tanggal kuliah; *lecture\_hour* adalah waktu kuliah; dan *lecture\_file\_captured* adalah file gambar digital yang ditangkap dari layar kamera pada perkuliahan sebagai bukti aktivitas yang dilakukan dosen di Politeknik Caltex Riau. Gbr. 1 menunjukkan *dataset* penelitian ini.

*Dataset* terdiri atas 1.206 gambar digital yang diambil oleh dosen. Data ini telah dipraproses sebelumnya menggunakan bahasa pemrograman Python. Prapemrosesan data citra merupakan rangkaian proses untuk menghasilkan *dataset* yang siap untuk dilanjutkan ke tahap pengenalan wajah dan klasifikasi ekspresi. Proses ini mengubah data gambar menjadi bentuk yang dapat diproses oleh algoritme pembelajaran mesin. Tahap praproses meliputi *image cropping*, *image resizing*, *image grayscale*, dan *image normalization*. *Image cropping* melakukan pemangkasan bagian tertentu dari wajah di setiap gambar; *image resizing* mengubah ukuran gambar dari berbagai ukuran ke ukuran standar; *image grayscale* melakukan perubahan gambar berwarna menjadi gambar skala abu-abu; dan *image normalization* melakukan skala ulang gambar untuk memproyeksikan piksel data gambar (intensitas) ke dalam rentang yang telah ditentukan.



Gbr. 3 Hasil pengenalan ekspresi wajah.

### B. Pengenalan Wajah dan Klasifikasi Ekspresi

Pada langkah pengenalan wajah dan klasifikasi ekspresi, diterapkan *automatic facial expression analysis* (AFEA). Proses ini terdiri atas tiga langkah: *face acquisition*, *facial data extraction and representation*, dan *facial expression recognition*. AFEA ditunjukkan pada Gbr. 2 [20].

*Face acquisition* melakukan proses pencarian bagian wajah secara otomatis pada data citra yang dimasukkan. Proses mendeteksi wajah dari gambar (*face detection*) dan memperkirakan pose kepala (*head pose estimation*). Dalam makalah ini, *library* OpenCV dan *Haar cascade classifier* diterapkan untuk mendeteksi wajah [29]. Ekspresi wajah dikenali dari tampilan *frontal* atau *near-frontal*.

Setelah wajah terdeteksi, langkah selanjutnya adalah *facial data extraction and representation*, yaitu melakukan proses ekstraksi ciri wajah yang diperlukan pada tahap pengenalan ekspresi. Ada dua jenis pendekatan dalam ekstraksi wajah, yaitu metode geometris dan berbasis penampilan (*appearance based*). Fitur wajah geometris menyajikan bentuk komponen wajah, termasuk mulut, mata, alis, dan hidung. Metode penampilan menyaring gambar ke wilayah tertentu dalam gambar wajah untuk mengekstrak vektor fitur. Makalah ini menggunakan algoritme *principal component analysis* (PCA) untuk menganalisis ekspresi wajah.

Pada tahap akhir, dilakukan proses *facial expression recognition* untuk mengklasifikasikan pendekatan citra berbasis *frame based* menjadi dua emosi dasar, yaitu senang dan tidak senang, dengan menerapkan algoritme *support vector machine* (SVM). Citra masukan merupakan citra statis yang diklasifikasikan secara mandiri. Gbr. 3 menunjukkan hasil analisis ekspresi wajah dari gambar.

### C. Analisis dan Visualisasi Data

Dalam penelitian ini, 1.206 data gambar telah diklasifikasikan menjadi ekspresi wajah senang dan tidak senang, untuk mengukur minat siswa, motivasi siswa, dan memantau keterlibatan siswa dalam pembelajaran daring sinkron berdasarkan emosi pada wajah. Analisis data dilakukan berdasarkan tipe kuliah, jam kuliah, jurusan, dan kelas

	happy	unhappy
count	1206.000000	1206.000000
mean	5.588723	2.705638
std	3.590676	2.733912
min	0.000000	0.000000
25%	3.000000	1.000000
50%	5.000000	2.000000
75%	8.000000	4.000000
max	21.000000	18.000000

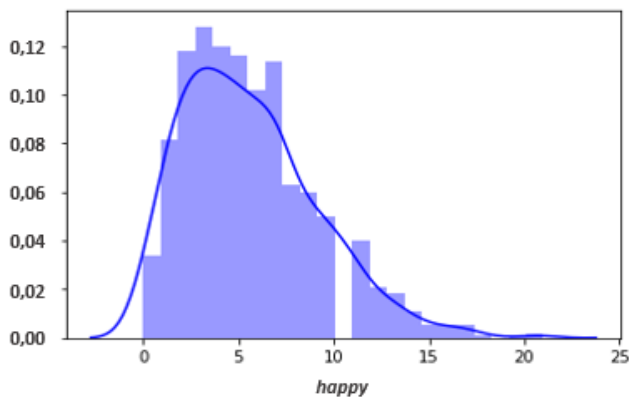
Gbr. 4 Statistik deskriptif pada data gambar.

perkuliahan. Ringkasan hasil dalam statistik deskriptif ditunjukkan pada Gbr. 4, yang menunjukkan nilai rerata (*mean*), simpangan baku (*standard deviation*), minimum, maksimum, dan kuartil 1 hingga 3.

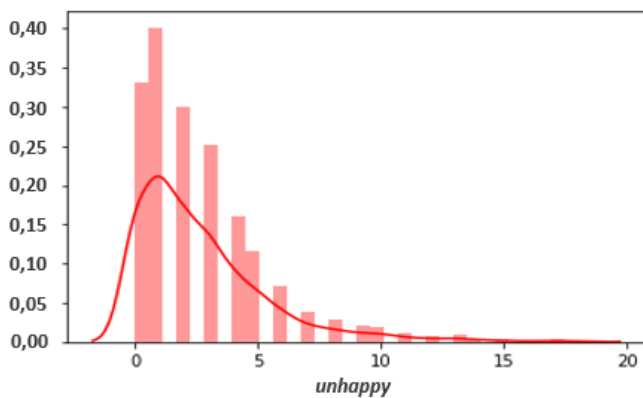
Hasil analisis keseluruhan berdasarkan Gbr. 4 menunjukkan bahwa jumlah ekspresi wajah tertinggi adalah emosi senang, sedangkan ekspresi terendah adalah emosi tidak senang, dengan nilai rerata emosi senang adalah 5,58, sedangkan emosi tidak senang adalah 2,70. Pada masing-masing citra masukan, simpangan baku emosi senang sebesar 3,59 dan emosi tidak senang adalah 2,73. Nilai maksimum emosi senang sebesar 21 dan emosi tidak senang sebesar 18. Distribusi masing-masing hasil klasifikasi tiap emosi wajah ditunjukkan pada histogram dalam Gbr. 5 dan Gbr. 6.

Berdasarkan histogram pada Gbr. 5 dan Gbr. 6, distribusi data emosi senang dan emosi tidak senang miring ke kanan. Ini berarti sebagian besar nilai data berada di sisi kiri dan ekornya miring ke kanan ketika nilai rerata lebih besar daripada median kumpulan data. Histogram pada Gbr. 5 menunjukkan bahwa frekuensi emosi senang muncul lebih dari sepuluh kali pada rentang 3 atau 4 emosi terdeteksi pada wajah, sedangkan Gbr. 6 menunjukkan frekuensi kemunculan emosi tidak senang sebanyak 35 kali, dengan rentang 1 atau 2 emosi terdeteksi pada wajah.

Untuk setiap hasil klasifikasi, ekspresi wajah divisualisasikan menggunakan *boxplot* dan dianalisis berdasarkan jenis perkuliahan, jam kuliah, jurusan, dan kelas



Gbr. 5 Histogram untuk emosi senang.



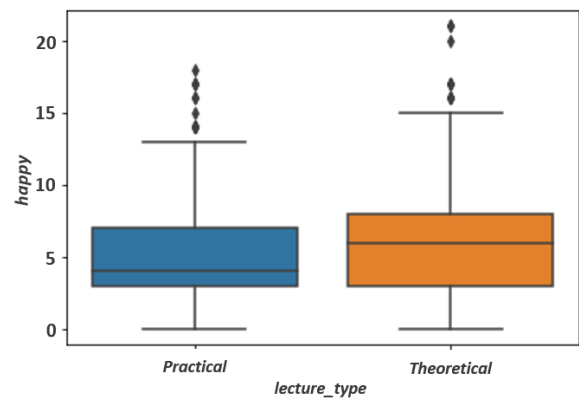
Gbr. 6 Histogram untuk emosi tidak senang.

perkuliahan, sehingga emosi mahasiswa dalam kegiatan belajar mengajar dapat diketahui melalui ekspresi wajah. Gbr. 7 dan Gbr. 8 menunjukkan visualisasi data emosi senang dan tidak senang untuk jenis perkuliahan teori dan praktikum; Gbr. 9 dan Gbr. 10 menunjukkan visualisasi data emosi senang dan tidak senang pada jam perkuliahan; Gbr. 11 dan Gbr. 12 menunjukkan visualisasi data emosi senang dan tidak senang untuk jurusan perkuliahan; sedangkan Gbr. 13 dan Gbr. 14 menunjukkan visualisasi data emosi senang dan tidak senang untuk kelas perkuliahan.

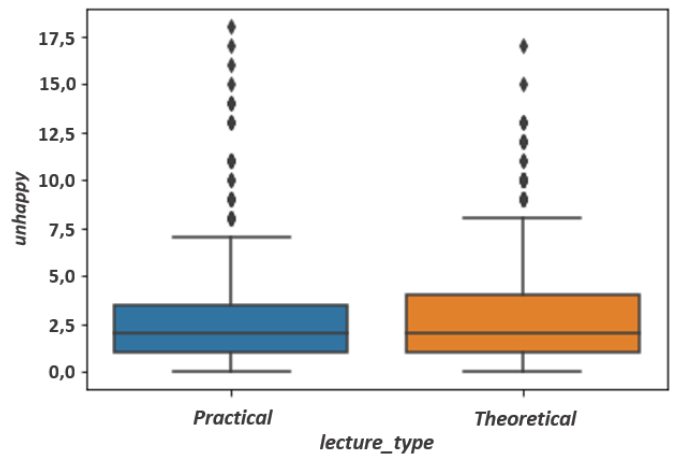
### III. HASIL DAN DISKUSI

#### A. Klasifikasi Emosi Berdasarkan Tipe Kuliah

Terdapat dua tipe kuliah (*lecture\_type*) yang dijadikan analisis data, yaitu praktikum (*practical*) dan teori (*theoretical*). Gbr. 7 dan Gbr. 8 menunjukkan hasil klasifikasi emosi wajah berdasarkan tipe kuliah. Gbr. 7 menunjukkan bahwa nilai median untuk hasil klasifikasi emosi senang berdasarkan tipe kuliah berada pada interval 4 hingga 6, dengan nilai median tertinggi adalah tipe kuliah teori. Sementara itu, nilai median terendah adalah tipe kuliah praktikum. Dari sebaran data, terdapat *outlier* pada hasil klasifikasi ini. Nilai tersebut sangat tinggi di atas keragaman normal. Nilai *outlier* untuk tipe kuliah praktikum mendekati 20, sedangkan tipe kuliah teori di atas 20. Variasi data untuk emosi senang terlihat sangat tinggi pada tipe kuliah teori. Hal ini dapat dilihat pada gambar kotak yang lebar dengan jumlah maksimal di atas 15.



Gbr. 7 Visualisasi data untuk emosi senang berdasarkan tipe kuliah.



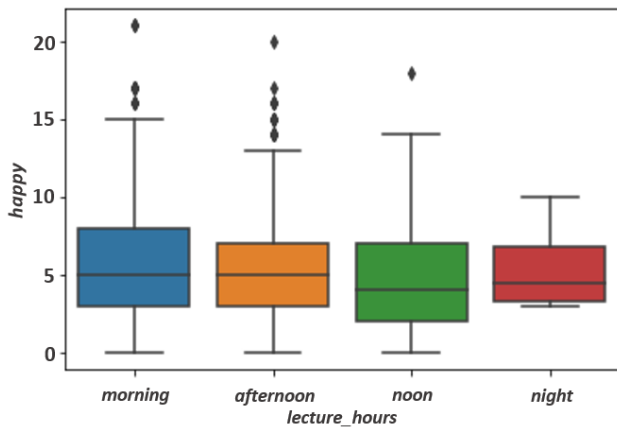
Gbr. 8 Visualisasi data untuk emosi tidak senang berdasarkan tipe kuliah.

Gbr. 8 menunjukkan bahwa nilai median untuk klasifikasi emosi tidak senang berdasarkan jenis perkuliahan berada pada interval 1 hingga 2, dengan nilai median tertinggi pada tipe kuliah praktikum dan teori. Dari sebaran data, beberapa jenis perkuliahan memiliki emosi tidak senang yang merupakan *outlier*. Nilai *outlier* untuk tipe kuliah praktikum di atas 17,5, sedangkan untuk teori di bawah 17,5. Variasi data untuk emosi tidak senang terlihat sangat tinggi pada tipe kuliah teori. Hal ini dapat dilihat pada gambar kotak yang lebar dengan jumlah maksimal mendekati 10.

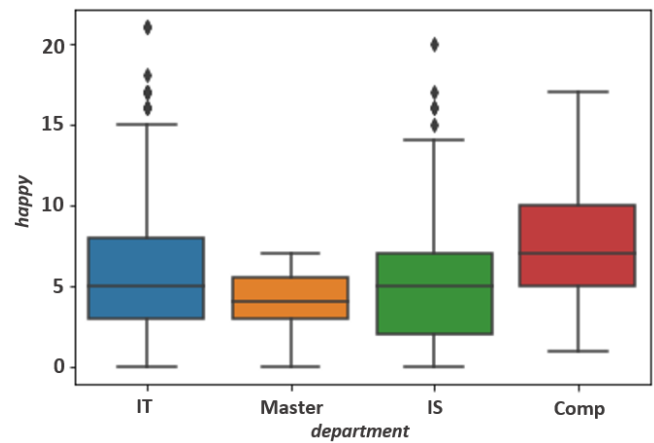
#### B. Kasifikasi Emosi Berdasarkan Jam Kuliah

Gbr. 9 dan Gbr. 10 menunjukkan distribusi data ekspresi wajah berdasarkan jam perkuliahan (*lecture\_hours*). Pada penelitian ini, jam kuliah dikategorikan menjadi empat kategori, yaitu sesi pagi (*morning*): waktu mulai kuliah pukul 07.00, 07.30, 08.00, 09.00, dan 09.30; sesi siang (*noon*): waktu mulai kuliah pukul 10.00, 10.30, dan 11.00; sesi setelah siang (*afternoon*): waktu mulai kuliah pukul 13.00, 13.30, 14.00, 14.30, 15.00, 16.00, dan 16.30; dan sesi malam (*night*): waktu mulai kuliah pukul 20.00 dan 21.00. Setelah sebaran data pada hasil klasifikasi emosi berdasarkan jam kuliah ditelusuri menggunakan *boxplot*, didapatkan hasil bahwa bentuk sebaran data sangat beragam dan tidak simetris.

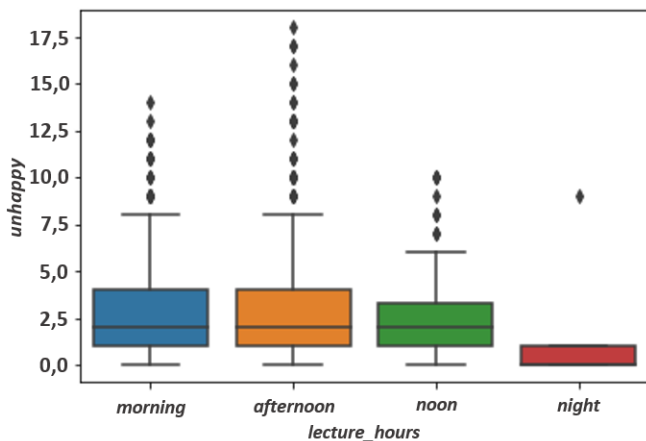
Gbr. 9 menunjukkan bahwa nilai median untuk hasil klasifikasi emosi senang berdasarkan jam kuliah berada pada



Gbr. 9 Visualisasi data untuk emosi senang berdasarkan jam kuliah.



Gbr. 11 Visualisasi data untuk emosi senang berdasarkan jurusan kuliah.



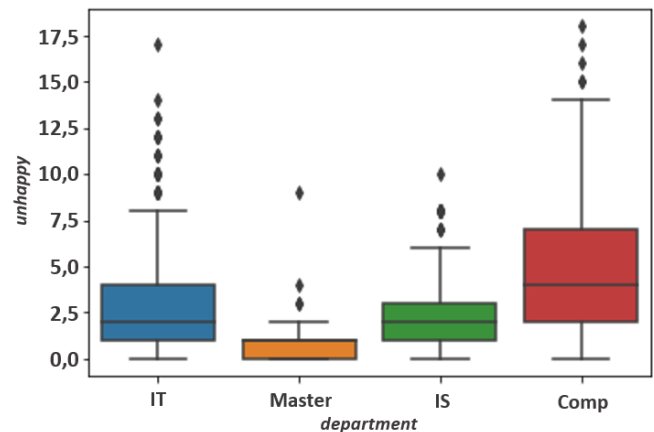
Gbr. 10 Visualisasi data untuk emosi tidak senang berdasarkan jam kuliah.

interval 4 hingga 5, dengan nilai median tertinggi pada sesi pagi dan sore, sedangkan nilai median terendah terdapat pada sesi siang. Dari sebaran data, terdapat *outlier* pada hasil klasifikasi ini. Nilai *outlier*-nya adalah sesi pagi = 20, sesi setelah siang = 20, dan sesi siang mendekati 20. Variasi data untuk emosi senang terlihat sangat tinggi pada sesi pagi. Hal ini dapat dilihat pada gambar kotak yang lebar dengan jumlah maksimum 15.

Gbr. 10 menunjukkan bahwa nilai median untuk klasifikasi emosi tidak senang berdasarkan jam kuliah berada pada interval 1 hingga 2, dengan nilai median tertinggi pada sesi pagi, setelah siang, dan siang. Sementara itu, nilai median terendah terdapat pada sesi malam. Dari sebaran data, *outlier* ditemukan pada hasil klasifikasi ini. Nilai *outlier*-nya adalah sesi pagi mendekati 15; sesi setelah siang di atas 17,5; sesi siang di atas 10; dan sesi malam mendekati 10. Variasi data untuk emosi tidak senang sangat tinggi di sesi pagi dan sore. Hal ini dapat dilihat pada gambar kotak yang lebar dengan jumlah maksimal diatas 7,5.

### C. Klasifikasi Emosi Berdasarkan Jurusan Kuliah

Gbr. 11 menunjukkan bahwa nilai median untuk klasifikasi emosi senang berdasarkan jurusan kuliah berada pada interval 4 hingga 7, dengan nilai median tertinggi pada jurusan Comp, sedangkan nilai median terendah terdapat pada jurusan Master. Dari sebaran data, ada jurusan yang memiliki emosi senang



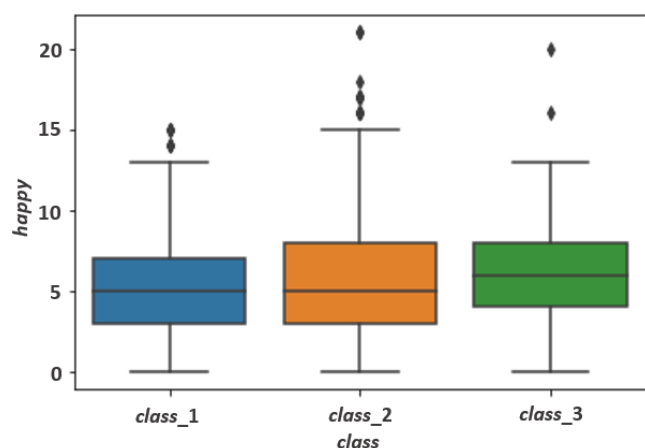
Gbr. 12 Visualisasi data untuk emosi tidak senang berdasarkan jurusan kuliah.

yang merupakan *outlier*. Nilai *outlier*-nya adalah jurusan IT di atas 20 dan jurusan IS mendekati 20. Variasi data untuk emosi senang terlihat sangat tinggi di jurusan Comp. Hal ini dapat dilihat pada gambar kotak yang lebar dengan jumlah maksimum mendekati 20.

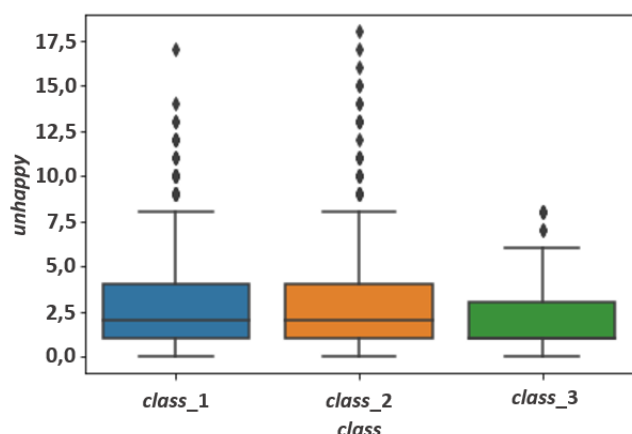
Gbr. 12 menunjukkan bahwa nilai median untuk klasifikasi emosi tidak senang berdasarkan jurusan kuliah berada pada interval 1 hingga 5, dengan nilai median tertinggi pada jurusan Comp, sedangkan nilai median terendah terdapat pada jurusan Master. Dari sebaran data, ada departemen yang memiliki emosi tidak senang yang merupakan *outlier*. Nilai *outlier*-nya adalah jurusan IT mendekati 17,5; jurusan S2 mendekati 10; jurusan IS adalah 10; dan jurusan Comp lebih dari 17,5. Variasi dalam data untuk emosi yang tidak senang terlihat sangat tinggi di jurusan Comp. Hal ini dapat dilihat pada gambar kotak yang lebar dengan jumlah maksimum mendekati 15.

### D. Klasifikasi Emosi Berdasarkan Kelas Kuliah

Gbr. 13 menunjukkan bahwa nilai median untuk klasifikasi emosi senang berdasarkan kelas perkuliahan berada pada interval 5 hingga 10, dengan nilai median tertinggi pada kelas\_3 (*class\_3*), sedangkan nilai median terendah terdapat pada kelas\_1 (*class\_1*) dan kelas\_2 (*class\_2*). Dari sebaran data, terdapat kelas perkuliahan yang memiliki emosi senang yang merupakan *outlier*. Nilai *outlier*-nya adalah kelas\_1 = 15,



Gbr. 13 Visualisasi data untuk emosi senang berdasarkan kelas kuliah.



Gbr. 14 Visualisasi data untuk emosi tidak senang berdasarkan kelas kuliah.

kelas\_2 di atas 20, dan kelas\_3 = 20. Variasi data untuk emosi senang terlihat sangat tinggi di kelas\_2. Hal ini dapat dilihat pada gambar kotak yang lebar dengan jumlah maksimal di atas 15.

Gbr. 14 menunjukkan bahwa nilai median klasifikasi emosi tidak senang berdasarkan kelas perkuliahan berada pada interval 2 hingga 2,5, dengan nilai median tertinggi pada kelas\_1 dan kelas\_2, sedangkan nilai median terendah terdapat pada kelas\_3. Dari sebaran data tersebut, suatu kelas perkuliahan memiliki outlier. Nilai outlier-nya adalah kelas\_1 mendekati 17,5; kelas\_2 di atas 17,5; dan kelas\_3 di atas 7,5. Variasi data untuk emosi tidak senang terlihat sangat tinggi di kelas\_1 dan kelas\_2, yang dapat dilihat pada gambar kotak yang lebar dengan jumlah maksimal di atas 7,5.

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini dimulai dari pengumpulan dataset berupa gambar yang diambil dari tangkapan layar oleh dosen pada saat pembelajaran daring sinkron. Pengambilan data gambar ini merupakan salah satu kegiatan wajib yang dilakukan di Politeknik Caltex Riau sebagai bukti komunikasi tatap muka di dalam kelas. Gambar-gambar ini diklasifikasikan menjadi ekspresi emosi yang menjadi salah satu alat ukur bagi dosen untuk mengukur minat, motivasi, dan memantau keterlibatan mahasiswa dalam proses pembelajaran daring.

Hasil klasifikasi emosi tersebut dianalisis berdasarkan tipe kuliah, jam kuliah, jurusan kuliah, dan kelas kuliah. Pada hasil klasifikasi emosi untuk tipe kuliah teori, hasil tertinggi diperoleh pada emosi senang dan juga pada emosi tidak senang. Hal ini ditunjukkan dari nilai maksimum, nilai rerata, dan ukuran *plotting* kotak. Ini berarti bahwa tipe kuliah teori memiliki pengaruh yang lebih tinggi terhadap emosi mahasiswa jika dibandingkan dengan kuliah praktik. Hasil klasifikasi emosi lainnya didapatkan berdasarkan jam kuliah, yaitu terdapat nilai yang berbeda untuk emosi senang dan tidak senang. Pada emosi senang, data tertinggi diperoleh pada sesi pagi, sedangkan untuk emosi tidak senang, nilai tertinggi pada sesi setelah siang. Dari hasil klasifikasi berdasarkan jam kuliah, dapat disimpulkan bahwa setiap sesi jam kuliah memengaruhi emosi mahasiswa secara merata dengan nilai rerata yang hampir sama untuk setiap hasil klasifikasi. Hasil klasifikasi emosi selanjutnya berdasarkan jurusan perguruan tinggi, yang menunjukkan bahwa jurusan Teknik Komputer mendapatkan nilai tertinggi untuk emosi senang, kemudian disusul oleh Teknik Informatika, Sistem Informasi, dan terendah adalah jurusan Master. Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa terdapat perbedaan yang signifikan pada hasil klasifikasi emosi pada masing-masing departemen. Terakhir, hasil klasifikasi emosi berdasarkan kelas kuliah menunjukkan bahwa pada emosi senang, nilai tertinggi diperoleh pada mahasiswa di kelas 2, sedangkan emosi tidak senang tertinggi diperoleh pada mahasiswa kelas 1. Secara keseluruhan, pada hasil klasifikasi emosi berdasarkan kelas siswa, dapat disimpulkan bahwa emosi siswa memiliki nilai yang hampir sama karena diperoleh nilai rata-rata yang mendekati sama.

Pada penelitian ini, dianalisis dan divisualisasikan hasil klasifikasi (emosi senang dan tidak senang) berdasarkan jenis kuliah, jam kuliah, jurusan, dan kelas kuliah. Selain itu, deteksi wajah untuk memisahkan wajah di kamera atau wajah di foto profil akan menjadi penelitian selanjutnya.

#### KONFLIK KEPENTINGAN

Penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan, baik dalam keadaan tertentu maupun kepentingan pribadi, yang akan memengaruhi representasi atau interpretasi dari hasil penelitian.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini mencangkup bukti penelitian yang didukung oleh Bagian Administrasi dan Akademik, Politeknik Caltex Riau.

#### REFERENSI

- [1] S. Hrastinki, "Asynchronous and Synchronous Cooperation," *Educause Quart.*, Vol. 4, hal. 51-55, 2008.
- [2] Z. Zayapragassarazan, "COVID-19: Strategies for Online Engagement of Remote Learners," 2020.
- [3] V. Gherheş, S. Şimon, dan I. Para, "Analysing Students' Reasons for Keeping Their Webcams On or Off during Online Classes," *Sustainability*, Vol. 13, No. 6, hal. 1-13, Mar. 2021.
- [4] M. Sathik dan S.G. Jonathan, "Effect of Facial Expressions on Student's Comprehension Recognition in Virtual Educational Environments," *Springerplus*, Vol. 2, hal. 1-9, 2013.
- [5] B. Giesbers, B. Rienties, D. Tempelaar, dan W. Gijssels, "Investigating

- the Relations Between Motivation, Tool Use, Participation, and Performance in an E-Learning Course Using Web-Videconferencing,” *Comput. Human Behav.*, Vol. 29, No. 1, hal. 285–292, 2013.
- [6] V. Gherheş, C.E. Stoian, M.A. Fărcaşiu, dan M. Stanici, “E-Learning vs. Face-to-Face Learning: Analyzing Students’ Preferences and Behaviors,” *Sustainability*, Vol. 13, No. 8, hal. 1-15, Apr. 2021.
- [7] W. Wang, K. Xu, H. Niu, dan X. Miao, “Emotion Recognition of Students Based on Facial Expressions in Online Education Based on the Perspective of Computer Simulation,” *Complexity*, Vol. 2020, hal. 1–9, Sep. 2020.
- [8] J. Shen, H. Yang, J. Li, dan Z. Cheng, “Assessing Learning Engagement Based on Facial Expression Recognition in MOOC’s Scenario,” *Multimed. Syst.*, Vol. 28, hal. 469-478, Okt. 2021.
- [9] D. Canedo dan A.J.R. Neves, “Facial Expression Recognition Using Computer Vision: A Systematic Review,” *Appl. Sci.*, Vol. 9, No. 21, hal. 1-31, Nov. 2019.
- [10] G. Tonguç dan B.O. Ozkara, “Automatic Recognition of Student Emotions from Facial Expressions During a Lecture,” *Comput. Educ.*, Vol. 148, hal. 1-12, Apr. 2020.
- [11] C. Pabba dan P. Kumar, “An Intelligent System for Monitoring Students’ Engagement in Large Classroom Teaching Through Facial Expression Recognition,” *Expert Syst.*, Vol. 39, No. 1, hal. 1-28, Jan. 2022.
- [12] “Kewaspadaan dan Pencegahan Penyebaran Covid-19 di Lingkungan Politeknik Caltex Riau,” Surat Edaran Direktur No. 003/Dir/PCR/2020, 2020.
- [13] C. Chotimah, “Hubungan Kestabilan Emosi dengan Prestasi Belajar Pada Siswa Kelas X di SMA Negeri 1 Karanganom Klaten,” Skripsi, Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Indonesia, 2010.
- [14] N. Fitriansyah, “Deskripsi Kemampuan Mengenal Emosi dan Mengelola Emosi Pada Siswa Kelas X SMA Pangudi Luhur Sedayu Yogyakarta Tahun Ajaran 2007/2008 dan Implikasinya Terhadap Usulan Topik Bimbingan Klasikal,” Skripsi, Universitas Sanata Dharma, Yogyakarta, Indonesia, 2008.
- [15] M.A.A. Dewan, M. Murshed, dan F. Lin, “Engagement Detection in Online Learning: A Review,” *Smart Learn. Environ.*, Vol. 6, No. 1, hal. 1-20, Des. 2019.
- [16] Z. Song, “Facial Expression Emotion Recognition Model Integrating Philosophy and Machine Learning Theory,” *Front. Psychol.*, Vol. 12, hal. 1-9, Sep. 2021.
- [17] P. Tarnowski, M. Kołodziej, A. Majkowski, dan R.J. Rak, “Emotion Recognition Using Facial Expressions,” *Procedia Comput. Sci.*, Vol. 108, hal. 1175–1184, 2017.
- [18] H. Husdi, “Pengenalan Ekspresi Wajah Pengguna Elearning Menggunakan Artificial Neural Network dengan Fitur Ekstraksi Local Binary Pattern dan Gray Level Co-Occurrence Matrix,” *ILKOM. J. Ilm.*, Vol. 8, No. 3, hal. 212–219, 2016.
- [19] K. Wolf, “Measuring Facial Expression of Emotion,” *Dialogues Clin. Neurosci.*, Vol. 17, No. 4, hal. 457–462, 2015.
- [20] Y.-L. Tian, T. Kanade, dan J.F. Cohn, “Facial Expression Analysis,” dalam *Handbook of Face Recognition*, S.Z. Li dan A.K. Jain, Eds., New York, AS: Springer-Verlag, 2005, hal. 247–275.
- [21] B. Heiselet, T. Serre, M. Pontil, dan T. Poggio, “Component-based Face Detection,” *Proc. 2001 IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis., Pattern Recognit. (CVPR 2001)*, 2001, Vol. 1, hal. I-657-I-662.
- [22] S.Z. Li, dkk., “Real-Time Multi-View Face Detection, Tracking, Pose Estimation, Alignment, and Recognition,” *IEEE Conf. Comput. Vision, Pattern Recognit. Demo Summary*, 2001, hal. 1-2.
- [23] Y.B. Kim, dkk., “Efficiently Detecting Outlying Behavior in Video-Game Players,” *PeerJ*, Vol. 3, hal. 1-19, Des. 2015.
- [24] S. Bayrakdar, D. Akgün, dan İ. Yücedağ, “A Survey on Automatic Analysis of Facial Expressions,” *Res. Artic.*, Vol. 20, No. 2, hal. 383-398, Des. 2016.
- [25] R.E. Kleck dan M. Mendolia, “Decoding of Profile Versus Full-Face Expressions of Affect,” *J. Nonverbal Behav.*, Vol. 14, No. 1, hal. 35–49, 1990.
- [26] M. Mukhopadhyay, dkk., “Facial Emotion Detection to Assess Learner’s State of Mind in an Online Learning System,” *5th Int. Conf. Intell. Inf. Technol. (ICIIT 2020)*, 2020, hal. 107–115.
- [27] U. Ayzav, H. Gürüler, dan M.O. Devrim, “Use of Facial Emotion Recognition in E-Learning Systems,” *Inf. Technol., Learn. Tools*, Vol. 60, No. 4, hal. 95-104, 2017.
- [28] P. Utami, R. Hartanto, dan I. Soesanti, “A Study on Facial Expression Recognition in Assessing Teaching Skills: Datasets and Methods,” *Procedia Comput. Sci.*, Vol. 161, hal. 544–552, 2019.
- [29] S. Yulina, “Penerapan Haar Cascade Classifier dalam Mendeteksi Wajah dan Transformasi Citra Grayscale Menggunakan OpenCV,” *J. Politek. Caltex Riau*, Vol. 7, No. 1, hal. 100–109, 2021.